

数理・情報のフロンティア
2021 年度採択研究代表者

2022 年度
年次報告書

藤澤 将広

東京大学 大学院新領域創成科学研究科
大学院生

ロバスト性と汎化性能を両立する機械学習法の確立

研究成果の概要

本研究では、しばしばトレードオフ関係にある機械学習の汎化性能と広義の意味でのロバスト性との関係を理論的側面から明らかにし、両能力の両立を可能とする学習アルゴリズムの開発を目指している。今年度では、以下の2つの研究課題を遂行した。

(1) 誤った事前情報への頑健性と汎化性能の向上を実現する経験変分ベイズ法

経験変分ベイズ法は、予測の意味で不適切な事前分布を適応的に修正することで、最小記述長原理の観点から汎化性能の獲得を目指す方法である。この方法は計算負荷も小さく実装も容易な一方で、深層ベイズ学習においては、学習途中の低精度な事後分布に影響されることで予測性能を低下させると言われている。本研究では、この方法に「事後分布の情報を信用しすぎない」工夫を施すことで、近年の高度な事前分布修正法と遜色ない性能を達成することを示した。さらに、経験変分ベイズ法が目的関数の値を増大させてしまう現象に着目し、これを回避する新しい経験変分ベイズ法を理論保証も含めて提案した。

(2) 確率的勾配ランジュバン動力学におけるより良い汎化性能の理解

確率的勾配ランジュバン動力学に基づく確率的最適化は、大規模なモデルを実用的にする上で中心的な役割を担っており、それがもたらす汎化性能を理論的に理解することは、より良いアルゴリズムを模索する上で重要である。しかし、現状の汎化誤差上界や超過リスク上界は、慎重なハイパーパラメータ調整を行わなければ、アルゴリズムの進行、および学習率の減少に応じて発散してしまい、正確な汎化性能の理解を妨げている。本研究では、汎化誤差上界に現れるパラメータとデータセット間の相互情報量の時間発展を解析することで、上記の発散を防ぐ、より現実的な汎化誤差上界と超過リスク上界を提供した。